# 基于直线截距直方图的 Arimoto 熵或 Arimoto 灰度熵的食品图像分割

# 吴一全<sup>1, 2, 3, 4</sup>, 龙云淋<sup>1</sup>

 (1.南京航空航天大学电子信息工程学院,江苏南京 210016)(2.江苏省乳品生物技术与安全控制重点实验室, 江苏扬州 225009)(3.江苏省食品先进制造装备技术重点实验室,江南大学食品科学与技术国家重点实验室,江 苏无锡 214122)(4.农业部东海海水健康养殖重点实验室,福建厦门 361021)

摘要: 食品生产中涉及到的食品种类繁多且必须满足国家相关食品安全标准,为此要求食品图像分割方法必须速度快、准确性 高、普适性强。利用基于二维 Arimoto 熵或二维 Arimoto 灰度熵的阈值选取方法对食品图像进行分割,算法复杂度高,难以满足实时 性要求。针对这一问题,提出基于直线截距直方图的 Arimoto 熵或 Arimoto 灰度熵的食品图像分割方法。首先给出直线截距直方图的 定义,然后根据此定义建立图像的直线截距直方图,最后计算基于此直线截距直方图的不同灰度级的 Arimoto 熵或 Arimoto 灰度熵, 当该熵达到最大时,对应的灰度级即为图像的最佳分割阈值。针对此方法,对多种食品图像进行了大量的试验,通过与现有的基于一 维和二维 Arimoto 熵、Arimoto 灰度熵的分割方法对比,发现本文方法在综合提升算法速度和改善分割效果上,性能更优。

关键词: 食品图像分割; 直线截距直方图; Arimoto 熵; Arimoto 灰度熵 文章篇号: 1673-9078(2016)1-164-169

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2016.1.026

# Line Intercept Histogram-based Arimoto Entropy or Arimoto Gray

# **Entropy for Food Image Segmentation**

# WU Yi-quan<sup>1, 2, 3, 4</sup>, LONG Yun-lin<sup>1</sup>

(1.College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China) (2.Jiangsu Key Laboratory of Dairy Biotechnology and Safety Control, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China) (3.Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment & Technology, State Key Laboratory of Food Science and Technology, Jiangnan University, Wuxi 214122, China) (4.Key Laboratory of Healthy Mariculture for the East China Sea, Ministry of Agriculture, Xiamen 361021, China)

Abstract: In food production, the numerous kinds of foods produced have to meet the applicable national food safety standards. Therefore, methods for food image segmentation should be rapid with high accuracy and high universality. In food image segmentation methods based on the threshold of two-dimensional Arimoto entropy or two-dimensional Arimoto gray entropy, the algorithm is highly complex. Hence, it is difficult to meet real-time requirements. To solve this problem, a method using line intercept histogram-based Arimoto entropy or Arimoto gray entropy for food image segmentation was proposed. First, the line intercept histogram was defined, which was followed by building of the line intercept histogram of images according to this definition. Finally, Arimoto entropy are Arimoto gray entropies of different gray levels in this line intercept histogram were calculated. When the maximum entropy was reached, the corresponding grayscale was determined to be the optimal image segmentation threshold. Several experiments were performed on different kinds of food images by using this method. Compared with the existing segmentation methods based on one-dimensional and two-dimensional Arimoto entropy and Arimoto gray entropy, the method proposed here can achieve better performance by increasing algorithm speed and improving segmentation results.

Key words: food image segmentation; line intercept histogram; Arimoto entropy; Arimoto gray entropy

作者简介:吴一全(1963-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理、机器视觉检测与图像测量、模式识别

收稿日期: 2015-04-04

基金项目: 江苏省乳品生物技术与安全控制重点实验室资助项目 (K13054); 江苏省食品先进制造装备技术重点实验室开放课题资助 (江南大学) 项目 (FM-201409); 江南大学食品科学与技术国家重点实验室开放课题资助课题 (SKLF-KF-201310); 农业部东海海水健康养殖重点实验室基金资助(2013ESHML06); 江苏高校优势学 科建设工程资助项目 (2012)

食品是人们生活中赖以生存的物质基础,近年来, 由于食品安全问题频发,食品的质量受到人们更多的 关注[1]。对于食品而言,其质量的好坏决定着它在市 场上的生存周期,因此,食品质量检测成为食品生产 中的一个关键问题。通常情况下,食品的检测多以人 工为主,例如:对食品细菌检测,国内外普遍采用需 氧平板计数法,检测需要48h方可报告出准确结果, 耗时久,且费用昂贵<sup>[2]</sup>;对牛肉等级的评价,需要专 业人员对牛肉的大理石花纹图案和牛肉的色泽与国家 规定的各等级标准图版和色版进行对比,并在工作经 验的基础上进行评判,从而完成牛肉的等级划分<sup>[3]</sup>; 淡水鱼的品种分类也主要依靠人工作业,工作强度大 而且效率不高<sup>[4]</sup>。随着计算机视觉技术的发展,食品 生产过程中的一些检测可以利用图像处理技术来完 成,与传统人工检测相比,该技术速度快且准确性高, 已逐渐成为人们关注的重点。图像分割是食品图像处 理技术中的关键,对食品图像分割后可以很方便地提 取出图像特征,进而快速准确地完成食品质量检测。 阈值分割法作为一种常用的图像分割方法,具有简单 快速和易于实现的特点,成为一种被研究者们普遍关 注的方法。阈值分割法的核心问题在于求得合适的分 割阈值,但由于待分割的图像种类繁多,分割要求也 不相同,目前仍没有通用的最佳阈值分割方法。

20世纪80年代以来,研究者们陆续提出了众多 基于不同熵准则的阈值选取方法<sup>[5-6]</sup>。由于 Shannon 熵 具有良好的信息论背景,且实现简单、性能稳定,被 广泛地运用到图像阈值分割领域。但是,图像信息本 质上是不满足可加性的,而 Shannon 熵只能对满足可 加条件的随机试验不确定性进行度量。对此,研究人 员将 Shannon 熵加以推广,陆续提出了广义 Shannon 熵的概念, 如: Renyi 熵、Tsallis 熵、Arimoto 熵等<sup>[7-9]</sup>。 但是,基于这些熵的一维阈值分割法只利用了图像灰 度等级频数信息,抗噪能力差,影响了图像分割效果。 为了克服这一缺点,引入二维直方图并将其应用到阈 值分割法上,算法的抗噪性有了明显增强[10-12]。对于 Arimoto 熵和 Arimoto 灰度熵而言,二维熵的引入大 大提升了算法的性能,但由于利用了图像的二维信息, 增加了算法的复杂度,导致占用的内存空间增多,进 而限制了算法速度[13]。

为了解决一维阈值分割法抵抗噪声性能差以及二 维阈值分割法计算量大的问题,以满足食品生产检测 过程中快速性和准确性的要求,本文提出了基于直线 截距直方图的 Arimoto 熵或 Arimoto 灰度熵的食品图 像分割方法。该方法将原始图像的灰度级与邻域平均 灰度级求和,从而建立起图像的一维直线截距直方图, 并将 Arimoto 熵或 Arimoto 灰度熵的阈值选取准则运 用到此直方图中求取最佳分割阈值,以此对原始图像 进行分割。大量实验结果表明,与基于灰度直方图的 一维 Arimoto 熵或 Arimoto 灰度熵、基于灰度-邻域平 均灰度直方图的二维 Arimoto 熵或 Arimoto 灰度熵方 法相比,本文方法在综合考虑提高算法速度和改善分 割效果方面,性能更优。

## 1 直线截距直方图

对于一幅大小为*M×N、*灰度级数为*L*的图像, 用 *f*(*m*,*n*) 表示图像上像素点(*m*,*n*)的灰度级,

 $f(m,n) \in [0,1,...,L-1]; 用 g(m,n)$ 表示平均灰度级,

g(m,n)∈[0,1,...,L-1]。传统的直分法是在假设边缘区 域和噪声区域的概率分布可以忽略不计的前提下进行 的。为了避免这种假设造成的不利影响,研究人员提 出了二维直方图的斜分法:通过在二维直方图中确定 一条直线,将图像信息分为两个部分,如图1所示。



**Fig.1 Two-dimensional histogram oblique segmentation** 设直线下方的区域为 $C_0$ , 直线上方的区域为 $C_1$ 。

若以f(m,n)+g(m,n)=k表示二维直方图中与主对角

线(虚线)垂直且截距为k的直线,则在图像的二维 直方图中共有2L-1条这样的直线。据此,可以建立 图像的直线截距直方图。

定义: 设原始图像像素(m,n)的灰度级为f(m,n), 其邻域平均灰度级为g(m,n), h(k)为图像中满足条

件 *f*(*m*,*n*)+*g*(*m*,*n*)=*k* 的像素点频数,其对应的频率为:

$$p_{k} = \sum_{i+j=k} p_{ij} = \frac{h(k)}{M \times N}, \quad k = 0, 1, \dots, 2L-1$$
  
式中, *i* 表示原始图像像素(*m*,*n*)的灰度级, *j* 表

现代食品科技

示其邻域平均灰度级,  $\sum_{k=0}^{2L-1} p_k = 1$ 。

由此定义,建立图像的直线截距直方图的过程可 表述为:由灰度图像得到邻域平均灰度图像,再将灰 度图像与其邻域平均灰度图像求和,得到灰度-邻域平 均灰度图像,最后对此灰度-邻域平均灰度图像进行灰 度直方图统计,即可得到图像的直线截距直方图。



#### 图 2 建立直线截距直方图的流程框图

#### Fig.2 Flow block of building the line intercept histogram

图 3 是针对添加了高斯噪声(均值为 0,方差为 0.005)的牛肉图像建立直线截距直方图的效果。可以 发现在一维灰度直方图中没有明显的谷值,而在直线 截距直方图中存在谷值,有利于进行阈值选取,从而 对原始图像进行分割。



Fig.3 Beef image and line intercept histogram

注: A 牛肉灰度图像, B 添加噪声, C 邻域平均灰度图 像, D 灰度-邻域平均灰度图像, E 含噪图像的灰度直方图, F 含噪图像的直线截距直方图。

## 2 基于直线截距直方图的阈值分割方法

对于建立起来的一维直线截距直方图,可以通过 基于 Arimoto 熵或 Arimoto 灰度熵的准则进行阈值选 取,从而完成食品图像的分割。

2.1 基于直线截距直方图的 Arimoto 熵阈值分

割

设最佳分割阈值为t,将直线截距直方图分为目标和背景两个区域

$$C_{o} = \left\{ k | k = 0, 1, ..., t \right\} \qquad C_{b} = \left\{ k | k = t + 1, t + 2, ..., 2L - 1 \right\}$$

由式(1)可获得频数统计 $p_k$ ,则区域 $C_o$ 的 Arimoto 熵为:

$$H_{o}^{\alpha}(t) = \frac{\alpha}{\alpha - 1} \left[ 1 - \left( \sum_{k=0}^{t} p_{k}^{\alpha} \right)^{\frac{1}{\alpha}} \right]$$

区域C<sub>b</sub>的 Arimoto 熵为:

$$H_{\rm b}^{\alpha}(t) = \frac{\alpha}{\alpha - 1} \left[ 1 - \left( \sum_{k=t+1}^{2L-1} p_k^{\alpha} \right)^{\frac{1}{\alpha}} \right]$$
$$\Rightarrow H^{\alpha}(t) = H_{\rm o}^{\alpha}(t) + H_{\rm b}^{\alpha}(t) - \frac{\alpha - 1}{\alpha} H_{\rm o}^{\alpha}(t) H_{\rm b}^{\alpha}(t)$$

式(4)即为直线截距直方图的 Arimoto 熵,求其 最大值即可得到对应的最佳分割阈值:

$$T = \arg \max_{0 \le t \le 2L-1} \left\{ H^{\alpha}(t) \right\}$$

根据此最佳阈值,可以对图像进行阈值分割:

$$f(m,n) = \begin{cases} 0, & f(m,n) + g(m,n) \le T \\ L-1, & f(m,n) + g(m,n) > T \end{cases}$$

2.2 基于直线截距直方图的 Arimoto 灰度熵阈 值分割

设 f (m,n)+g(m,n)=G(m,n),则G(m,n)可以看 作一幅大小为M×N、灰度级数为2L的灰度-平均灰 度图像。可以用阈值t<sup>'</sup>将图像按灰度级G(m,n)分为目 标类和背景类:

$$C_{o} = \{(m,n) | G(m,n) = 0, 1, ..., t'\} \qquad C_{b} = \{(m,n) | G(m,n) = t' + 1, t' + 2, ..., 2L - 1\}$$

$$p_{m,n} = \begin{cases} \frac{G(m,n)}{\sum_{(m,n)\in C_{o}} G(m,n)}, & (m,n)\in C_{o} \\ \frac{G(m,n)}{\sum_{(m,n)\in C_{b}} G(m,n)}, & (m,n)\in C_{b} \end{cases}$$

则目标类和背景类的 Arimoto 灰度熵分别定义为:

$$H_{o}^{\alpha}\left(t^{'}\right) = \frac{\alpha}{\alpha - 1} \left[ 1 - \left(\sum_{(m,n)\in C_{o}^{'}} p_{m,n}^{\alpha}\right)^{\frac{1}{\alpha}} \right] = \frac{\alpha}{\alpha - 1} \left\{ 1 - \left[\sum_{(m,n)\in C_{o}^{'}} \left(\frac{G(m,n)}{\sum_{(m,n)\in C_{o}^{'}} G(m,n)}\right)^{\alpha}\right]^{\frac{1}{\alpha}} \right\}$$
$$H_{b}^{\alpha}\left(t^{'}\right) = \frac{\alpha}{\alpha - 1} \left[ 1 - \left(\sum_{(m,n)\in C_{b}^{'}} p_{m,n}^{\alpha}\right)^{\frac{1}{\alpha}} \right] = \frac{\alpha}{\alpha - 1} \left\{ 1 - \left[\sum_{(m,n)\in C_{b}^{'}} \left(\frac{G(m,n)}{\sum_{(m,n)\in C_{b}^{'}} G(m,n)}\right)^{\alpha}\right]^{\frac{1}{\alpha}} \right\}$$

由式(8)、式(9)可得灰度-平均灰度图像的 Arimoto 灰度熵为:

$$\begin{aligned} H^{\alpha}(t) &= H^{\alpha}_{o}(t) + H^{\alpha}_{b}(t) - \frac{\alpha - 1}{\alpha} H^{\alpha}_{o}(t) H^{\alpha}_{b}(t) \\ &= \frac{\alpha}{\alpha - 1} \left\{ 1 - \left[ \sum_{i=0}^{r} h(i) \left( \frac{i}{\sum_{i=0}^{i} h(i)i} \right)^{\alpha} \right]^{\frac{1}{\alpha}} \right\} + \frac{\alpha}{\alpha - 1} \left\{ 1 - \left[ \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i) \left( \frac{i}{\sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i)i} \right)^{\alpha} \right]^{\frac{1}{\alpha}} \right\} \\ &- \frac{\alpha}{\alpha} - 1 \left\{ \frac{\alpha}{\alpha} - 1 \left\{ 1 - \left[ \sum_{i=0}^{r} h(i) \left( \frac{i}{\sum_{i=0}^{r} h(i)i} \right)^{\alpha} \right]^{\frac{1}{\alpha}} \right\} - \frac{\alpha}{\alpha} - 1 \left\{ 1 - \left[ \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i) \left( \frac{i}{\sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i)i} \right)^{\alpha} \right]^{\frac{1}{\alpha}} \right\} \end{aligned}$$

将式(10)进一步化简可得

$$H^{\alpha}(t') = \frac{\alpha}{\alpha - 1} \left\{ 1 - \left[ \sum_{i=0}^{t} h(i) \left( \frac{i}{\sum_{i=0}^{t} h(i')} \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i) \left( \frac{i}{\sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i')} \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \left( \frac{i}{\sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i')} \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L-1} h(i') \left( \sum_{i=i+1}^{2L-1} h(i') \right)^{\alpha} \right]^{\alpha} = \left[ \sum_{i=0}^{2L$$

 $H^{\alpha}(t)$ 的值越大,意味着图像中同一区域内像素 点的灰度差值越小。因此,当 $H^{\alpha}(t)$ 达到最大值时, 目标类和背景类的类内像素点灰度值差异最小,即灰 度趋于均匀,此时的阈值t即为 Arimoto 灰度熵分割 法的最佳阈值T:

$$T' = \arg \max_{0 \le t \le 2L-1} \left\{ H^{\alpha} \left( t' \right) \right\}$$

通过此最佳阈值,可以对原图像进行以下的分割:

$$f(m,n) = \begin{cases} 0, & f(m,n) + g(m,n) \le T \\ L-1, & f(m,n) + g(m,n) > T \end{cases}$$

3 实验结果及分析



利用本又提出的基于直线截距直万图的Arimoto 熵或Arimoto灰度熵的阈值选取方法对大量食品图像 进行了分割实验,并与一维Arimoto熵、一维Arimoto 灰度熵、二维Arimoto熵、二维Arimoto灰度熵的分割 方法进行比较。实验中邻域窗口的大小选择为3×3, 参数α均设置为0.06。以下实验结果是在Intel(R)Core (TM) i3-2330M、6G RAM、MATLAB7.0环境中得 到的。图4~图7给出了4组分割结果图像,每组图像中 A为原始图像,B~G分别为一维Arimoto熵、一维 Arimoto灰度熵、二维Arimoto熵、二维Arimoto灰度熵、

#### 2016, Vol.32, No.1



## Fig.7 Bighead carp image and segmentation results

图4是乳酸菌灰度图像及其分割结果。利用阈值分 割技术对含菌乳品图像进行分割,从而检测出乳品中 的含菌数,是为了区别鲜奶等级、有区分地进行乳品 生产、控制乳品质量的重要步骤,因此需要完整地提

取细菌的轮廓边缘。由分割结果可以看出,对于细菌 图像而言,基于直线截距直方图的Arimoto熵方法获得 了很好的分割效果,边缘完整、目标特征鲜明,与基 于二维Arimoto灰度熵的方法分割效果相近。其他几种 方法的分割效果不佳,出现目标模糊和边缘残缺的现 象。图5和图6分别是猪肉和牛肉灰度图像及其分割结 果。在畜肉生产加工过程中,通过测量其大理石花纹 确定畜肉的等级,进而确定销售价格。对于牛肉和猪 肉图像的脂肪交杂特点,一维Arimoto 熵法和一维 Arimoto灰度熵法对牛肉和猪肉图像错分比较严重,不 利于后期对脂肪面积的准确计算,容易造成大理石纹 面积偏大,影响后续肉质等级的评定;而基于直线截 距直方图的Arimoto熵法和Arimoto灰度熵法的分割效 果有了大大的改善,分割得到的大理石花纹十分清晰, 与二维熵法的分割效果相近。特别是Arimoto灰度熵 法,考虑到了畜肉图像中目标和背景类内灰度的均匀 性,对其丰富的纹理分割效果很好。图7是鳙鱼灰度图 像及其分割结果。在自动化水产养殖中,通过对淡水 鱼图像进行快速准确的阈值分割可大大减少劳动力、 提高经济效益。对于鱼类图像而言,一维Arimoto熵法 和一维Arimoto灰度熵法对细节纹理的分割效果不佳, 无法获得清晰完整的纹理,由于纹理信息是区分鱼种 类的重要依据,因此采用该方法会降低后续淡水鱼的 分类精度。而利用直线截距直方图获得的Arimoto熵法 和Arimoto灰度熵法则可以很好地分割出纹理,获得与 二维熵法相似的分割效果。

综合来看,对于纹理细节丰富的图像如猪肉、牛肉、鱼类图像等,基于直线截距直方图的Arimoto灰度 熵阈值法分割效果好,而对于灰度层次较为简单的图 像如乳酸菌图像等,基于直线截距直方图的Arimoto 熵法的性能更优。

表1	6种方法的	的最佳阈值	及运行时	间(	$\alpha = 0$	).06 )	
Table	1 Optimal	thresholds	and run	time	of six	method	İs

间化入创二小	乳酸菌图像		猪肉图	猪肉图像		牛肉图像		鳙鱼图像	
阙值分刮方法 -	阈值	时间/s	阈值	时间/s	阈值	时间/s	阈值	时间/s	
一维 Arimoto 熵	111	0.0079	138	0.0087	155	0.0081	127	0.0168	
一维 Arimoto 灰度熵	21	0.0077	112	0.0093	169	0.0088	142	0.0174	
二维 Arimoto 熵	(121,122)	0.0927	(143,143)	0.0868	(164,137)	0.0807	(123,79)	0.2275	
二维 Arimoto 灰度熵	(131,129)	0.0381	(144,150)	0.0400	(156,160)	0.0328	(127,133)	0.0596	
截距直方图的 Arimoto 熵	253	0.0158	290	0.0123	332	0.0097	268	0.0196	
截距直方图的Arimoto灰度熵	54	0.0138	224	0.0114	313	0.0091	288	0.0196	

表1为6种分割方法所获得的最佳阈值及其所花费的时间对比。可以看出在运行时间上,基于二维Arimoto熵算法的运行时间为0.1 s左右(鳙鱼图像为0.2

s左右),而本文方法的运行时间为0.01 s左右 (鳙鱼图 像为0.02 s左右),即后者的运行时间仅为前者运行时间的1/10,大大提高了算法运行速度。本文方法所采

用的是在原灰度图像和平均灰度图像求和的基础上建 立起来的一维直方图,在考虑图像二维信息的同时, 简化了算法,将运算复杂度由  $O(L^2)$ 减少为O(L)。综

合来看,本文方法在保证分割效果的同时,大大提高 了运行速度,减少了算法运行时间。

### 4 结论

本文提出的基于直线截距直方图的Arimoto熵或 Arimoto灰度熵的食品图像分割方法,在考虑食品图像 像素灰度-平均灰度这二维信息的同时,通过建立直线 截距直方图将其转化为一维信息,并由Arimoto熵或 Arimoto灰度熵作为图像的阈值选取准则函数,它是对 基于熵理论的食品图像分割技术的进一步扩展。大量 对比实验表明,本文方法运行稳定,在分割效果上优 于一维Arimoto熵法、一维Arimoto灰度熵法,在分割 速度上优于二维Arimoto熵法、二维Arimoto灰度熵法, 达到了保证分割效果、提高分割速度的目的。因此, 本文方法的实用性很强,更适用于实际生产检测过程 中的食品图像分割。

## 参考文献

- 龙红,梅灿辉.我国食品安全预警体系和溯源体系发展现状及建议[J].现代食品科技,2012,28(9):1256-1261
   LONG Hong, MEI Can-hui. Development status and proposal of pre-warning system and traceability system of food safety in China [J]. Modern Food Science and Technology, 2012, 28(9): 1256-1261
- [2] 李艳霞,吴松浩.食品微生物检测技术的研究进展[J].食品 工业科技,2008,29(7):270-273

LI Yan-xia, WU Song-hao. Advances on detection technique of food microorgan isms [J]. Science and Technology of Food Industry, 2008, 29(7): 270-273

- [3] 吴一全,曹鹏祥,王凯,等.基于不变矩和改进SVM的牛肉大 理石纹评级[J].现代食品科技,2015,31(4):17-22,136
   WU Yi-quan, CAO Peng-xiang, WANG Kai, et al. Grading of beef marbling by using invariant moments and an improved support vector machine [J]. Modern Food Science and Technology, 2015, 31(4): 17-22,136
- [4] 吴一全,殷骏,戴一冕,等.基于蜂群优化多核支持向量机的 淡水鱼种类识别[J].农业工程学报,2014,30(16):312-319
   WU Yi-quan, YIN Jun, DAI Yi-mian, et al. Identification

method of freshwater fish species using multi-kernel support vector machine with bee colony optimization [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(16): 312-319

- [5] Linda Mahmoudi, Ali El Zaart. A survey of entropy image thresholding techniques [C]. 2012 2nd International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications (ACTEA), Beirut, Dec.12-15, 2012, 204-209
- [6] Bardera A, Boada I, Feixas M, et al. Image segmentation using excess entropy [J]. Journal of Signal Processing Systems, 2009, 54(1-3): 205-214
- [7] Teixeira A, Matos A, Antunes L. Conditional r ényi entropies
   [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(7): 4273-4277
- [8] Sarkar S, Das S. Multilevel image thresholding based on 2D histogram and maximum Tsallis entropy-a differential evolution approach [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(12): 4788-4797
- [9] 张新明,薛占熬,郑延斌.二维直方图准分的Renyi熵快速图 像阈值分割[J].模式识别与人工智能,2012,25(3):411-418
   ZHANG Xin-ming, XUE Zhan-ao, ZHENG Yan-bin. Fast and precise two-dimensional Renyi entropy image thresholding [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25(3): 411-418
- [10] Sahoo P K, Arora G Image thresholding using two-dimensional Tasllis-Havrda-Charvt entropy [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(6): 520-528
- [11] 雷博,范九伦.二维广义模糊熵图像分割法[J].光子学报, 2010, 39(10):1907-1913
  LEI Bo, FAN Jiu-lun. Image thresholding method based on two-dimensional generalized fuzzy entropy [J]. Acta Photonica Sinica, 2010, 39(10): 1907-1913
- [12] Liu S, Gao D, Yin F. Infrared image segmentation method based on 2D histogram shape modification and optimal objective function [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2013, 24(3): 528-536
- [13] Liu Y, Li S. Two-dimensional Arimoto entropy image thresholding based on ellipsoid region search strategy[C]//, 2010 International Conference on Multimedia Technology (ICMT). IEEE, 2010: 1-4